

2021考点

只记住一部分，能写多少写多少

填空题

开操作闭操作，常用的图像插值算法，模板匹配优化方法，snake模型，低级特征，SIFT

单选题

Harris，SIFT，像素间的距离

简答题

链码，灰度共生矩阵，霍夫变换

综述题

Canny算子具体过程，区域分裂合并，膨胀腐蚀

灰度

表明像素明暗的数值，范围一般从0到255，白色为255，黑色为0

灰度级：灰度值域，通常取2的整数幂，例如[0,255]的灰度级是256

图像

图像可以看做是一个定义为二维平面上的信号，该信号的幅值对应于像素的灰度

二值图像：灰度级为2的图像

灰度图像：一般灰度级的图像

彩色图像：红绿蓝三通道的灰度图像的组合

灰度图像存储空间：存储空间 = 长 * 宽 * $\log_2(\text{灰度级})$

数字图像的形成

数字化就是将模拟图像转化为数字图像的过程，包括扫描、采样、量化

量化：对采样点灰度的离散化过程

图像中像素的关系

像素的邻域-邻接关系

4邻域—— $N_4(p), p(x, y)$:

$(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1)$

对角邻域—— $ND(p), p(x, y)$:

$(x-1, y-1), (x+1, y-1), (x-1, y+1), (x+1, y+1)$

8邻域—— $N_8(p), p(x, y)$: 4邻域+对角邻域

像素间联系-连接

连接: 空间上邻接且像素灰度相似

3种连接

4-连接, 指空间上4邻接

8-连接, 指空间上8邻接

m-连接, 指空间上要么4邻接, 要么对角邻接同时两个像素没有共同的4邻接

$$\begin{array}{cc} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{array}$$
例如 $\begin{array}{cc} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{array}$, 2行1列1和1行2列1同时有1行1列1这个4邻接, 所以这两个像素不是m-连接, 但2行1列1和3行2列1是m-连接

像素的连通

通路: 一系列像素组成的路径, 相邻像素邻接, 有4-通路、8-通路

连通: 满足所有像素灰度相似的通路, 有4-连通、8-连通

像素间的距离 (3种距离函数)

欧式距离 $D_e = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$

城市距离 $D_4 = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$

棋盘距离 $D_8 = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$

高通低通等

高频分量: 图像突变部分; 在某些情况下指图像边缘信息, 某些情况下指噪声, 更多是两者的混合

低频分量: 图像变化平缓的部分, 也就是图像轮廓信息

高通滤波器: 让图像使低频分量抑制, 高频分量通过

低通滤波器: 与高通相反, 让图像使高频分量抑制, 低频分量通过

带通滤波器: 使图像在某一部分的频率信息通过, 其他过低或过高都抑制

带阻滤波器: 是带通的反

3种域

时域: 自变量是时间

频域：自变量是频率

频谱：频域图像

空间域：自变量是空间坐标

傅里叶变换、相位变化影响、幅频图的原点

傅里叶变换（FT）：用在信号上是时域变频域，用在图片上是空间域变频域，逆傅里叶变换（IFT）就是变回去

傅里叶变换在数学上就是用无穷多的正弦函数逼近任意一个周期函数

傅里叶变换可将空间域中复杂的卷积运算转化为频率域中简单的乘积运算

离散傅里叶变换（DFT），逆离散傅里叶变换（IDFT）

相位：频谱中各正弦分量关于原点的位移的度量

二维DFT的若干重要性质(选择填空)

设 $f(x, y)$ 是在空间域上等间隔采样得到的 $M * N$ 的二维离散信号， x 和 y 是离散实变量， u 和 v 为离散频率变量，则二维DFT和IDFT一般地定义为：

$$F(u, v) = \sqrt{\frac{1}{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp[-j2\pi(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})], u \in [0, M-1], v \in [0, N-1]$$

$$f(x, y) = \sqrt{\frac{1}{MN}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp[j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})], x \in [0, M-1], y \in [0, N-1]$$

上面两个式子不需要记忆，这里是为了方便理解后面

在图像处理中，为了讨论上的方便，取 $M = N$

基图像

由二维IDFT式得知，由于 u 和 v 均有 N 个可能的取值，所以 $f(x, y)$ 由 N^2 个频率分量组成

可分离性

二维DFT的全过程：

先通过沿输入图像的每一行计算一维变换

再沿中间结果的每一列计算一维变换

可以改变上述顺序，即先列后行

平均值

一副图像的灰度平均值可由DFT在原点处的值求得

周期性

对于 $M * N$ 的图像和二维DFT的一般定义式 $F(u, v)$ ：

$$F(u, v) = F(u + mM, v + nN), (m, n \in \text{整数})$$

共轭对称性

设 $f(x, y)$ 为实函数，则其傅里叶变换 $F(u, v)$ ：

$$|F(u, v)| = |F(-u, -v)|$$

平移性

$$F(u - M/2, v - N/2) = f(x - M/2, y - N/2)$$

图像傅里叶变换频谱分析

频谱关于 $(M/2, N/2)$ 对称

原点平移可以让图像低频信息移到频谱的中间，也就是频谱的中心化

平移不改变频谱，改变相位

旋转改变频谱，相位随图像旋转而旋转

灰度直方图

横轴灰度，纵轴该灰度的像素个数

点算子

基本点运算

就是修改全体像素灰度

$$N_{x,y} = kO_{x,y} + l, \forall x, y \in [1, N]$$

$O_{x,y}$ 是原来像素灰度， $N_{x,y}$ 是修改后像素灰度，下同

常用亮度映射

输出是输入的直接复制，亮度反转，亮度相加，亮度的乘法变化

非线性算子—对数算子压缩、指数算子扩展

对数降低亮度级范围，指数扩大亮度级范围

直方图正规化过程或公式

扩展灰度级使对比度更大

$$N_{x,y} = \frac{N_{max} - N_{min}}{O_{max} - O_{min}} \times (O_{x,y} - O_{min}) + N_{min}, \forall x, y \in [1, N]$$

特点

1. 线性映射
2. 可逆

直方图均衡化

另一种增大对比度的方法，非线性变换，所得图像具有更平坦的直方图，所有亮度级等概率出现

实现过程

$$hs(i) = \frac{h(i)}{NM}, i \in [0, 255]$$

$h(i)$ 表示灰度 i 的像素个数

$$hp(i) = \sum_{k=0}^i hs(k), i \in [0, 255]$$

$hp(i)$ 表示累积分布函数 (CDF)

$$g(i) = 255hp(i), i \in [1, 255] \text{ 四舍五入}$$

$$g(i) = 0, i \in [0, 0]$$

$g(i)$ 表示原图灰度 i ，修改后的灰度

假若图像的灰度直方图变化剧烈，且某些灰度区间不存在像素点，会导致最后产生的图像的直方图有较大的不均匀性

但一般情况下，直方图均衡化得到的图像能近似均匀分布

上面是最简单的直方图均衡化，后面介绍加了科技的直方图均衡化（选择填空）

自适应直方图均衡化(AHE)

对图像每个像素点进行遍历，用像素点周围 $W * W$ 的窗口进行计算直方图变换的CDF，然后对该像素点进行映射

限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)

加强版AHE，体现在限制直方图分布，插值

限制直方图分布的方法：

设定一个阈值，假定直方图某个灰度级超过了阈值，就对之进行裁剪，然后将超出阈值的部分平均分配到各个灰度级

插值的方法：

每个像素点出的值由它周围4个子块的映射函数值进行双线性插值得到

自适应局部区域伸展直方图均衡化 (ALRSHE)

上面的均衡化基于空间上分割的块状区域，这个基于灰度级范围分割的区域

常用的图像插值算法

近邻插值，双线性插值

阈值处理

灰度小于阈值设为白色，大于阈值设为黑色

最优阈值处理 – Otsu方法

枚举阈值为 [图片最小灰度, 图片最大灰度], 计算两类像素点之间的方差, 最大方差的阈值即为最优阈值

卷积

和《人工智能导论》一样

高斯滤波(图像滤波)

低通滤波, kernel范围内的像素所占的权重是高斯分布的值, kernel中心点的权重为高斯分布的中点的值。其余的像素所占的权重与它离中心点的距离成反比。

高斯核的size (又叫窗宽) 必须正奇数或0, 为0时通过 σ 计算

标准偏差 σ : 确定平滑程度, σ 越大越平滑

sigmaX是高斯分布在X方向上的标准差。

sigmaY默认为0, 则与sigmaX相等。如果sigmaX和sigmaY均为零, 则他们自动由getGaussianKernel()算出

形态学操作

膨胀 (变胖) 或腐蚀 (变瘦), 但不改变基本形状

膨胀

卷积形式定义: 卷积时求局部最大值

集合形式定义: 卷积时卷积核和结构A有交集, 该卷积核的集合修改灰度

腐蚀

卷积形式定义: 卷积时求局部最小值

集合形式定义: 卷积时卷积核被结构A完全包含, 该卷积核的集合保留

开操作: 先腐蚀后膨胀, 消除细小物体, 在纤细处分离物体和平滑较大物体边界

闭操作: 先膨胀后腐蚀, 填充物体内部细小空洞, 连接邻近物体和平滑边界

低级特征

数字图像的基本特征, 不需要任何形状信息就可以从图像中自动提取, 如角点特征, 边缘特征, 颜色特征等

边缘

不同区域的分界线，是图像局部强度变化最显著的那些像素的集合

主要存在于主要存在于目标与目标、目标与背景、区域与区域(包括不同色彩)之间，是图像分割、纹理特征和形状特征等图像分析的重要基础

一阶边缘检测算子

一阶导数难处理，所以用差分解决

亮度变化可以通过对相邻点进行差分处理来增强

在水平方向上的差分可以检测“水平方向上的亮度变化”。某个方向上的亮度变化意味着该方向穿过了某条图像边缘，“水平方向上的亮度变化”相当于“垂直的边缘”。这种作用被称为垂直边缘检测算子，水平边缘检测算子相反

以下尽量用kernel表示算子

$$\begin{pmatrix} 1 & -1 \end{pmatrix}$$

kernel的对称轴方向是边缘检测的方向，一阶差分模板检测的是45度的边缘

对称轴上数字无所谓，对称轴两边数字正负相反

$$\begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

为了优化某些图像的边缘检测效果，一波数学分析，得到结论：一阶微分的估算值是由一个像素隔开的两个点的差值，即垂直边缘检测算子改成

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Roberts算子

最普通的边缘检测算子对于正方形角点检测效果不佳，于是用对角线检测来解决

M^- 模板

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$$

M^+ 模板

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

但是它对噪声相当敏感

Prewitt算子

用“平均降噪”解决Roberts算子不耐噪声的问题

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

但是因为许多噪声点的灰度值也很大，又会造成边缘点的误判；而且对于幅值较小的边缘点，其边缘反而丢失了。

Sobel算子

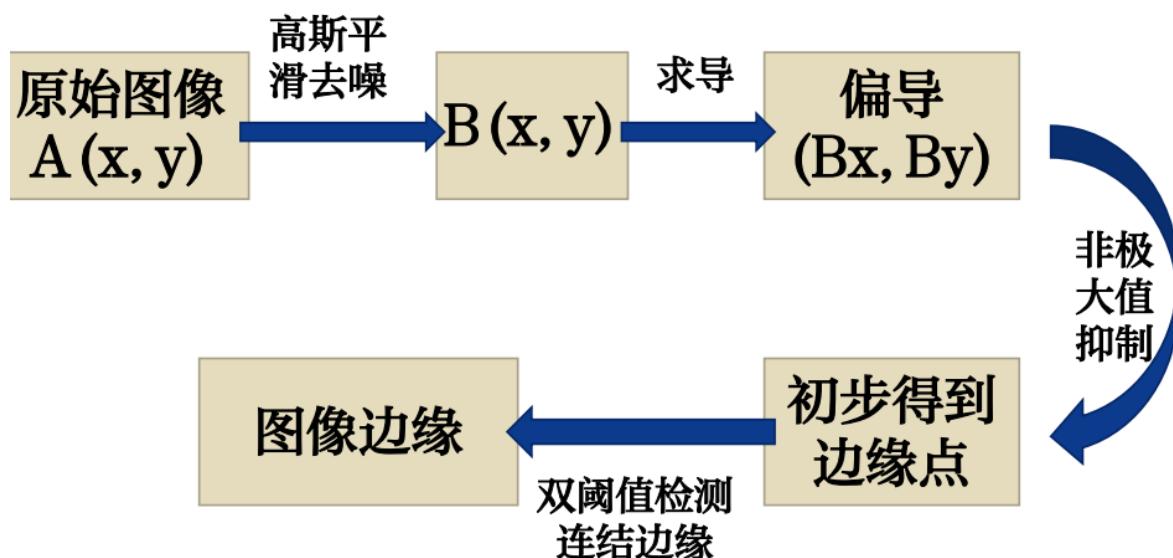
离中心点越近的像素，应该对中心点的边缘检测起更大的作用，根据这个改进Prewitt算子

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Canny算子

具体实现

需要画图加文字解释



高斯滤波:使图像变得平滑,增大了边缘的宽度

计算梯度值和梯度方向:通过点乘一个sobel或其它算子得到不同方向的梯度值

过滤非最大值:使边缘的宽度尽可能为1个像素点

双阈值检测连结边缘:使用上下阈值来检测边缘

二阶边缘检测算子

二阶导数的过零点边缘

拉普拉斯算子

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

对卷积运算的结果用适当的衰减因子处理并加在原中心像素上，就可以实现图像的锐化处理

拉普拉斯算子的缺点

1. 没有了边缘的方向信息
2. 双倍加强了噪声的影响

LoG算子

LoG算子=拉普拉斯算子+高斯平滑

算法过程

1. 对图像先高斯滤波，再拉普拉斯算子运算
2. 保留一阶导数峰值的位置，从中寻找拉普拉斯过零点
3. 对过零点的精确位置进行插值估计

根据sigma的不同以及3sigma原则可以建立不同的模板.

sigma是一个尺度参数，在图像处理中引入尺度以及建立多尺度空间是一个重要的突破，sigma越大，图像越模糊滤除噪声效果越好，sigma越小，效果相反。

相位一致性

相位一致性是指在图像的频率域中，边缘相似的特征在同一阶段出现的频率较高

即使阶梯边缘强度变小，正弦波不断叠加，其变化位置并不改变

相位一致性的局限性

1. 信号的频率含量是否丰富
2. 尖锐特征处的“余震”现象

局部特征检测

计算机识别物体靠抓住特征，需要特征有一些良好性质，比如局部不变性

局部不变性

尺度不变性：大小改变但是特征不变

旋转不变性：角度改变但是特征不变

全局特征：从整个图像中抽取的特征

局部特征：从图像的局部区域中抽取的特征

斑点：与周围有着颜色和灰度差别的区域

角点：一边物体的拐角或者线条之间的交叉部分

角点没有统一的定义

角点检测-Harris算法

角点定义：窗口向任意方向的移动都导致图像灰度的明显变化

算法思想

用一个固定窗口在图像上进行任意方向上的滑动，比较滑动前与滑动后两种情况，窗口中的像素灰度变化程度，如果存在任意方向上的滑动，都有着较大灰度变化，那么我们可以认为该窗口中存在角点。

算法实现

1. 计算图像 $I(x, y)$ 在 X 和 Y 两个方向的梯度 I_x 、 I_y

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = I \otimes \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = I \otimes \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

2. 计算图像两个方向梯度的乘积

$$I_x^2 = I_x I_x, I_y^2 = I_y I_y, I_{xy} = I_x I_y$$

3. 使用高斯函数对 I_x^2 、 I_y^2 和 I_{xy} 进行高斯加权(取 $\sigma = 1$)，生成矩阵M的元素A、B和C。

$$A = g(I_x^2) = I_x^2 \otimes w, C = g(I_y^2) = I_y^2 \otimes w, B = g(I_{xy}) = I_{xy} \otimes w$$

4. 计算每个像素的Harris响应值R，并对小于某一阈值t的R置为零。

$$R = \{R : \det M - \alpha(\text{trace} M)^2 < t\}$$

5. 在3×3或5×5的邻域内进行非最大值抑制，局部最大值点即为图像中的角点。

算法优化

在非角点位置邻域里，各点的像素值变化不大，甚至几乎相等，其梯度相对也比较小

如果邻域内点的灰度值与中心点Image (i,j) 的灰度值之差的绝对值在一个阈值t范围内，那就认为这个点与中心点是相似的。

考虑其8邻域内像素点的相似度

nlike(i,j) 表示 (i,j)的8邻域和它灰度相似的点的数量

$2 \leq nlike \leq 6$ ，作为候选角点

尺度空间理论

通过对原始图像进行尺度变换，获得图像多尺度下的尺度空间表示序列，对这些序列进行尺度空间主轮廓的提取，并以该主轮廓作为一种特征向量，实现边缘、角点检测和不同分辨率上的特征提取等

斑点检测-SIFT

SIFT在构建尺度空间过程可以归纳为：不同大小的高斯核函数对图像进行卷积滤波同时在层级变换之间进行下采样来构建金字塔模式下的尺度空间

SIFT算子是把图像中检测到的特征点用一个128维的特征向量进行描述，因此一幅图像经过SIFT算法后表示为一个128维的特征向量集，该特征向量集具有对图像缩放，平移，旋转不变的特征，对于光照、仿射和投影变换也有一定的不变性，是一种非常优秀的局部特征描述算法。

算法步骤

1. 检测尺度空间极值点

搜索所有尺度空间上的图像，通过高斯微分函数来识别潜在的对尺度和选择不变的兴趣点。

2. 精确定位极值点

搜索所有尺度空间上的图像，通过高斯微分函数来识别潜在的对尺度和选择不变的兴趣点。

3. 为每个关键点指定方向参数

基于图像局部的梯度方向，分配给每个关键点位置一个或多个方向，后续的所有操作都是对于关键点的方向、尺度和位置进行变换，从而提供这些特征的不变性

4. 关键点描述子的生成

在每个特征点周围的邻域内，在选定的尺度上测量图像的局部梯度，这些梯度被变换成一种表示，这种表示允许比较大的局部形状的变形和光照变换

高层次特征

高层次特征提取关心的是在计算机图像里找出形状，比如三角形，人脸

阈值处理

假设待提取的形状是通过亮度来定义的，那么利用该亮度级对图像进行阈值处理应该能找出形状

阈值处理优点是简单快速

缺点是对光照亮度的变化很敏感

背景减法

将图像与一个已知背景进行差分

缺点是怕图像和背景都有噪声

模板匹配

模板：待识别目标的标准图像，比如车牌的各个字符

1. 将模板放在图像上滑动
2. 每滑动一个像素点，求重合区域的相关度(相似程度)
3. 当相关度达到最大时，模板下面的图像就是待识别的目标

算法改进

序贯相似性检测法（SSDA），两步检测法，边缘匹配法，局部匹配法

统计模式识别

生成样本库

输入样板图像-特征参数提取-特征参数优化-得到样本库，备用。每个样板图像都有一组特征参数

计算待识别的图像的特征参数

输入待识别图-特征参数提取-特征参数优化-得到一组特征参数

设计分类器

判别待识别图像的特征参数属于样本库中的哪一个

霍夫变换

一种特征提取手段，用来提取形状（直线，圆等）边界

霍夫空间（理解这个就理解整个变换）

直角坐标系中，一条直线可以由斜率和截距确定，即 $y = kx + b$

如果把斜率和截距作为横纵轴，那么就是霍夫空间，即 $b = -xk + y$

直角坐标系上的点，其x，y是确定的，那么它对应的是霍夫空间的一条直线

直角坐标系上的直线，其k，b是确定的，那么它对应的是霍夫空间的一个点

直角坐标系多点确定的直线的斜率和截距，对应的是霍夫空间中多条直线的交点

检测直线

霍夫空间中，一个点可能被多条直线经过，统计次数称为投票

直角坐标系中的线，可以看作是由很多个共线的点组成，那么，霍夫变换后，在同一直线的点，就能生成很多条在霍夫空间中，交于一点的直线。相当于，对霍夫空间中，那一个点，投了很多票。

设定一个阈值，超过阈值则认为实际图像存在这样一条直线

为了处理垂直线段（即x=1这种），需要转换到极坐标系处理，不过不考（

图像分割

由于人仅对图像的特定区域感兴趣，特点区域称为目标，其他部分称为背景

定义：把图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程

评判指标

1. 有效性：对各种分割问题有效的准则，能将感兴趣的区域或目标分割出来
2. 整体性：即能得到感兴趣区域的封闭边界，该边界无断点和离散点
3. 精确性：得到的边界与实际期望的区域边界很贴近
4. 稳定性：分割结果受噪声影响很小

技术分类

- 非连续性分割
 - 边缘检测
 - 边缘跟踪
- 相似性分割
 - 阈值分割

- 区域分裂与合并

边缘连接

由于噪声，边界通常不闭合，边缘连接使边界闭合

局部连接的原理

对每个点的小邻域，把相似的点连接起来，形成边界

相似性可用比较梯度算子的响应强度和梯度方向来确定，并判断两个点是否同属一条边

串行边界技术

并行检测技术在噪声较大时效果较差。为此可采用边检测边缘点边串行连接边缘点的构成闭合边界的方法，或先初始化一个闭合边界再逐步迭代地（串行）调整到边缘的方法，代表方法：snake

snake

一条可变形的参数曲线及相应的能量函数，以最小化能量目标函数为目标，控制参数曲线变形，具有最小能量的闭合曲线就是目标轮廓。蛇模型是在曲线本身的内力和图像数据的外部约束力作用下的移动的变形轮廓线

在实际应用中一般先在物体周围手动点出控制点作为SNAKE模型的起始位置，然后对能量函数迭代求解

区域生长

根据事先定义的准则将像素或者子区域聚合成更大区域的过程

先对每个需要分割的区域找一个种子像素作为生长的起点，然后将种子像素周围邻域中与种子像素有相似性质的像素（根据某种事先确定的生长准则或相似准则来判定）合并到种子像素所在的区域中。将这些新像素当做新的种子像素继续进行上面的过程，直到再没有满足条件的像素可被包括进来

分裂合并

从整幅图像开始通过不断分裂合并得到各个区域

1. 对于图像中灰度级不同的区域，均分为四个子区域
2. 如果相邻的子区域所有像素的灰度级相似，则将其合并
3. 反复进行上两步操作，直至不再有新的分裂与合并为止

链码

对边界点的一种编码表示方法，逐点进行

起点用绝对坐标表示，其余点用偏移量表示

常用的链码有8方向链码和4方向链码

4方向链码是右0上1左2下3

归一化，使链码构成的自然数最小

旋转归一化解决目标选择链码也选择问题；一阶差分，差分值是自然数，注意是逆序相减

灰度共生矩阵
